

人と接するロボット RI-MAN の認識・行動調停法のための 人間-ロボット対話のモデル化

小林 祐一[†] 大西 正輝^{††,†} 細江 繁幸[†] 中島 弘道[†] 羅 志偉^{†††,†}

[†] 理化学研究所 バイオ・ミメティックコントロール研究センター

〒 463-0003 名古屋市守山区下志段味字穴ヶ洞 2271-130

^{††} 産業技術総合研究所 情報技術研究部門

〒 305-8568 茨城県つくば市梅園 1-1-1 中央第 2

^{†††} 神戸大学工学部

〒 657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1

E-mail: †{koba,hosoe,nakas}@bmc.riken.jp, ††onishi@ni.aist.go.jp, †††luo@gold.kobe-u.ac.jp

あらまし 人と接するロボットには、対話、安全確保、対象物運搬など複数のタスクを実時間で達成することが求められる。これらの複数のタスクを実行するにあたり、認識処理の計算量の調停や身体ハードウェア制御の干渉を回避することが求められる。本研究では、この認識・行動の調停を最適制御の枠組みにおいて解決することを目指す。ロボットと対話する人間の振る舞いに関するモデル化を行うことで、対話タスクを最短時間制御問題としてとらえられることを示す。また、安全確保タスクにおいてはロボット周辺に存在する人間の存在確率を確率分布として推定し、これを用いて観測戦略を構築する。人と接することを目的として開発された RI-MAN において、提案する調停法および認識・行動設計法の評価を行う。

キーワード プロセス間調停, アーキテクチャ, QoS

Modeling of human-robot conversation for arbitration of recognition processes and motor behaviors of human-interacting robot RI-MAN

Yuichi KOBAYASHI[†], Masaki ONISHI^{††,†}, Shigeyuki HOSOE[†], Hiromichi NAKASHIMA[†], and
Zhiwei LUO^{†††,†}

[†] RIKEN Bio-mimetic Control Research Center

2271-130, Anagahora, Shimoshidami, Moriyama-ku, Nagoya 463-0003, Japan

^{††} National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)

1-1-1 Umezono, Tsukuba, Ibaraki 305-8568, Japan

^{†††} Faculty of Engineering, Kobe University

1-1 Rokkodai, Nada, Kobe 657-8501 Japan

E-mail: †{koba,hosoe,nakas}@bmc.riken.jp, ††onishi@ni.aist.go.jp, †††luo@gold.kobe-u.ac.jp

Abstract Robots that interact with human in household environments are required to achieve multiple simultaneous tasks such as carrying objects, collision avoidance and conversation with human in real time. We present a design framework of the control and recognition processes to meet these requirement under the constraint of the interference of hardware occupation and the calculation amount restriction. We test the proposed arbitration method using RI-MAN, which was developed to do interactive tasks with humans.

Key words Arbitration among processes, Architecture, QoS

1. はじめに

人間と接する環境で活動するロボットには、移動や対象物の運搬などのタスクの他に、人間との対話、人間との衝突を回避する安全確保などが要求される。対話や安全確保などは、移動・運搬などのタスクと並列的に要求される場合があり、ロボットのアーキテクチャにはこのような並列的なタスクの実時間処理が求められる。さらに、以下のような要求および制約が存在する。

- 人間が動き回ることによる不確実性をともなう状況認識が求められる。
- 複数タスクの要請がある一方で、ハードウェア（アクチュエータ・マイクなど）には同時に一つの処理しかできないという制約がある。
- センサ情報の認識についても同時に複数の処理が求められるが、CPU の能力に制限があるため、全ての処理を同時に高精度で行えるとは限らない。

並列タスクの実時間処理という問題は例えばスケジューリングの研究分野で知られる。また、計算資源の制約を考慮して処理の質を調停するという問題は QoS(Quality of Service) の研究(例えば [11]) として知られる。しかし、上記の認識の不確実性などの問題を含んだロボットの認識・行動の設計論としての研究は十分に行われていない。そこで本研究では、状況の不確実性、行動制御の干渉および認識処理計算量の制約のもとでのロボットの並列タスク実行のための認識・行動制御の設計法を提案する。

アーキテクチャの研究としては、反射の組み合わせでロバストな行動を実現する包摂アーキテクチャ [1] や階層型のアーキテクチャ [2] などがある。本研究は、これらのロボットが主に扱ってきた「移動」という機能だけでなく、人と関わる側面(例えば [3]) にも着目した上で、センサ情報の統合(例えば [10]) に関する問題の一つである計算量の調節 (QoS) の問題を扱えるアーキテクチャを考える。実装にあたっては、人間とロボットの相互作用に関するモデル化を導入し、「対話によって命令を受け、作業を進展させる」という人間との相互作用を含んだ過程を最適制御の枠組みに組み入れることができることを示す。

提案する設計法は、並列タスクのペトリネット [5] による記述およびそのマルコフ決定過程への変換、およびマルコフ決定過程上での制約付最適制御問題としての定式化からなる。以下にその概略と定式化を示し、人と接するタスクの達成を目的に開発されたロボット RI-MAN [12] における具体的なタスクとその適用方法について述べる。

2. 並列タスクの表現と最適制御による定式化

本研究では、タスクの記述方法としてペトリネットを用い、マルコフ決定過程を通じて最適制御問題による表現を行う。認識処理計算量の制約およびハードウェアの干渉を制約条件として表現し、認識処理の調停問題を、制約付きの最適制御問題として定式化する。

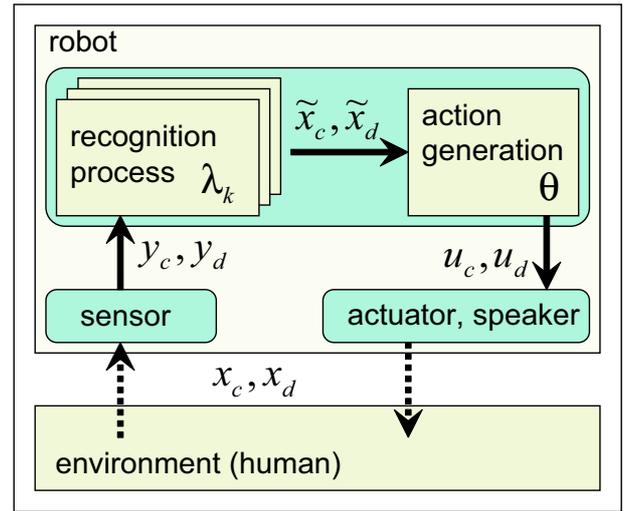


図 1 ロボット・環境および内部の処理

2.1 ロボットシステムの構成要素

ロボットシステムは関節・車輪などに配置されたアクチュエータ、ロボット頭部に配置されたスピーカ、視覚、聴覚、触覚などのセンサ、およびこれらのハードウェアに関する制御およびセンサ入力情報処理を行うプログラムを実行する PC などからなるとする。ロボットおよび指示者、環境からなるシステムは、状態変数、観測変数、認識処理、出力で記述できるものとする。それぞれの用語を以下で定義する。

状態変数 環境およびロボット自身の状態を表す変数を含む、連続および離散の状態変数。連続状態変数 $x_c \in \mathbb{R}^{N_c}$ および離散状態変数 $x_d \in \mathbb{Z}^{N_d}$ からなる。

観測変数 ロボットのセンサを経た入力と場合によっては認識処理を通して得られる変数。連続観測変数 $y_c \in \mathbb{R}^{M_c}$ および離散観測変数 $y_d \in \mathbb{Z}^{M_d}$ からなる。

認識処理 観測変数から推定状態変数(もしくはその推定確率分布)への写像を与える処理。認識処理数を n_r とし、認識処理 k の計算量調節パラメータを $\lambda_k, k = 1, \dots, n_r$ とする。計算量調節パラメータ λ_k のもとでの認識処理 k の単位時間あたりの CPU の占有率を $C(\lambda_k)$ とする。

出力 ロボットからアクチュエータもしくはスピーカを通じてロボットの身体および外界へ働きかける出力系。連続出力 $u_c \in \mathbb{R}^{L_c}$ および離散出力 $u_d \in \mathbb{Z}^{L_d}$ からなる。また、出力を行うことで制御系が占有するハードウェア(スピーカ、アクチュエータなど)の重複を考慮するため、各ハードウェアに ID を設ける。ハードウェア ID を順番に $1, \dots, n_h$ とする。ここで、 $n_h \in \mathbb{N}$ はハードウェアの総数である。

2.2 ペトリネットによる並列タスクの表現

本研究で扱う人と接するロボットのマルチタスクは、単に複数の処理を並列的に実行することが求められるだけでなく、「あるタスクについての状態遷移に他のタスクでの状態遷移が条件となる」などのようにタスク間で同期を満たすことが求められる場合がある。このような並列タスクを表現するため、本研究では確率ペトリネット [5] を用いる。ペトリネットは図 2 に示すように place と transition からなる。place 上にある円は token

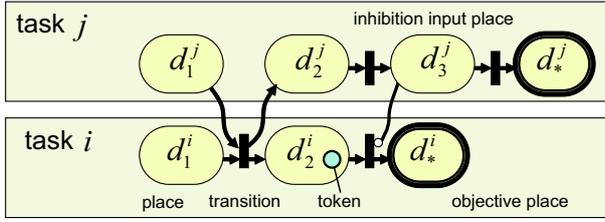


図 2 ペトリネットの例

を表し、これが transition を介して遷移することで状態の遷移を表す。複数の place から transition への入力が接続されている場合は transition の発火にはその複数の place 全てに token が存在することが必要であり、これにより遷移の同期が表現される。また、丸のついた接続は inhibition input place を表し、この place に token が存在する場合は transition の発火が抑制される。また、transition の発火は確率的に起こるものとする。

これらの一般のペトリネットの定義に加え、本研究ではタスク i についての place を d_1^i のように表し、タスクごとに区別する。タスク i の place の集合を D^i と表す。また、タスクごとに目標とする place を二重線で表し d_*^i と表す。一般に place に存在する token の数に制限はないが、本研究では最大 1 個とする。また、各タスクについての token の数が 1 個に保たれるように transition を設計することにより、token の存在する place が各タスクについての状態を表すようにする。

2.3 マルコフ決定過程による表現と制約つき最適制御

上記のペトリネットによる記述により、状態は token の存在する place により表現可能であり、タスクの数を n 、タスク i について token の存在する place を $d^{(i)}$ として $s = \{d^{(1)}, \dots, d^{(n)}\}$ と表せる。

この状態間の遷移を、図 3 の (a) に示すように状態遷移確率および遷移所要時間により特徴付ける。状態 s_1 と s_2 の間の遷移確率を $p(s_1, s_2, a_1)$ 、遷移所要時間（期待値）を $r(s_1, s_2, a_1)$ と表す。全てのタスクについての目標 place d_*^i に token が移ることを全体としての目標とする。すなわち、マルチタスク遂行の問題を、状態 $s_* = \{d_*^1, \dots, d_*^n\}$ への最短時間制御問題ととらえることができる。強化学習問題と共通の枠組みで表現すると、目標状態（終端状態）までの所要時間の期待値 $E_\pi \left\{ \sum_{t=0}^{\infty} r_t \right\}$ を最小にするような制御則（状態集合 S から行動集合への写像） π を獲得する問題となる（行動の t 番目のステップについての所要時間を r_t とする）。最適状態価値関数 $V^*(s)$ について、以下の Bellman 方程式が成り立つ [6]。

$$V^*(s) = \min_a \sum_{s'} p(s, s', a) [r(s, s', a) + V^*(s')] \quad (2.1)$$

状態遷移確率および遷移所要時間が既知の場合、上式により状態価値関数 $V(s)$ の更新を行い、最適方策を求めることができる。

2.4 行動制御パラメータ・認識計算量パラメータの調節

本研究では、ハードウェアの干渉回避および計算量調節を表現するため、上記の表記とは異なり、計算量パラメータ・行動制御パラメータを明示的に表した定式化を行う。

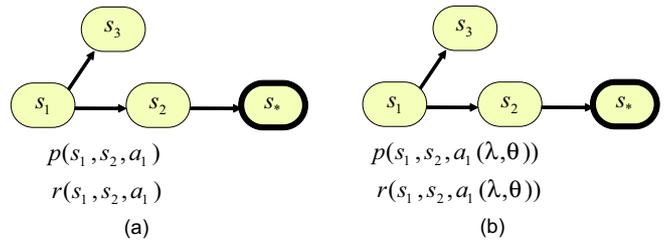


図 3 一般的な状態遷移モデルとパラメータ化された遷移モデル

計算量パラメータは、2.1 で定義した λ_k を状態 s に依存した変数として $\lambda_k(s)$ のように表現し、その全体を $\lambda = \{\lambda_k(s) | s \in S, k = 1, \dots, n_r\}$ と定義する。

行動に関しては、各タスク i について token の存在する place $d^{(i)}$ に依存して一定の関節制御などを行うと仮定し、この行動を決定するパラメータ（例えば関節制御の軌道を決める経路点や速度など）を $\theta(d^{(i)})$ と表す。また、このパラメータにより表現される一連の行動について、占有するハードウェアの ID の集合を $H(\theta(d^{(i)}))$ と表す。行動制御パラメータの全体を $\theta = \{\theta(d^{(i)}) | d^{(i)} \in D^i, i = 1, \dots, n\}$ と定義する。

これらのパラメータ群を用い、状態 s_j において選択される行動を $a_j(\lambda, \theta)$ と表す。また、状態遷移確率を $p(s_1, s_2, a_1(\lambda, \theta))$ 、遷移所要時間（期待値）を $r(s_1, s_2, a_1(\lambda, \theta))$ と表す。図 3 の (b) はパラメータにより特徴付けられた状態遷移モデルを示す。

本問題設定では各状態についての行動は固定されているが、認識および行動に関わるパラメータ λ, θ は選択が可能であり、目標状態への到達時間を最小にするパラメータの組を求める問題となる。

この最短時間制御問題を考えるにあたり、ハードウェアの干渉回避および計算量の制約を表現する。計算量パラメータについては、単位時間あたりの CPU 占有時間率が総計で 1 を超えないことが必要である。これは $C(\lambda_k)$ を用いて以下のように表せる。

$$\sum_{k=1}^{n_r} C(\lambda_k(s)) \leq 1, \quad s \in S \quad (2.2)$$

また、行動制御パラメータについては、複数の行動による占有ハードウェアの干渉がおきるかどうかは以下のように表せる。

$$H(\theta(d_{j_1}^{i_1})) \cap H(\theta(d_{j_2}^{i_2})) = \emptyset, \quad \forall i_1, i_2, j_1, j_2 \quad (2.3)$$

行動制御パラメータおよび計算量パラメータを考慮した Bellman 方程式は以下のように表せる。

$$V^*(s_i) = \min_{\lambda, \theta} \sum_{s_j} p(s_i, s_j, a_j(\lambda, \theta)) [r(s_i, s_j, a_j(\lambda, \theta)) + V^*(s_j)] \quad (2.4)$$

この最小化の計算を行う際、(2.2) 式および (2.3) 式の条件を満たす λ および θ を選ぶことにより、計算量の調節とハードウェアの干渉回避が実現できる。



図 4 RI-MAN

3. RI-MAN による並列タスクの実装

本節では、RI-MAN による人と接するタスクにおける上記の枠組みの適用方法について論じる。

3.1 RI-MAN のハードウェア構成

本研究における実装で想定する多自由度ロボット RI-MAN の概観を図 4 に示す。各腕に 6 自由度、腰 2 自由度、頭部 2 自由度車輪 2 自由度を有し、左右上腕・前腕、胴体の 5 箇所に面上接触センサを搭載している。接触センサ情報を利用した抱え上げ動作が可能である。

3.2 状態・観測・行動変数

状態変数としては、以下の変数をあげることができる。

- 自己位置（世界座標系）
- ロボットの関節角度
- 指示者の指示内容、データベースに登録されている指示の ID を表す。

- 人間の数
- 人間の位置（ロボット座標系）

また、センサ情報処理により得られる情報として以下のものをあげることができる。

- 画像認識により得られる人間位置情報
- 音源定位により得られる人間位置（方向）情報
- 音声認識により得られる対話・指示内容情報
- 触覚センサにより得られる接触情報

上記のセンサ情報処理に関係する画像処理では、肌色抽出処理により人間の顔を抽出する。左右両側のカメラからの情報を統合し、奥行き方向の測定も行う。また、音源定位処理は頭部両側面にとりつけられたマイクで測定した音情報をもとに、音源の方向を推定する [9]。

3.3 人間の存在確率分布の推定

画像情報、音源定位情報をもとに人間の存在確率の推定を行う。後に述べる注視・監視行動のためには、人間の存在位置を推定するだけでなく人間がいないという推定も明示的に行う必要があるため、本研究では Occupancy Grid [7] の考え方をを用いた確率分布の推定を行う。確率分布の推定は、図 5 に示すように、格子状に区切られたロボット周辺の 2 次元平面上で行

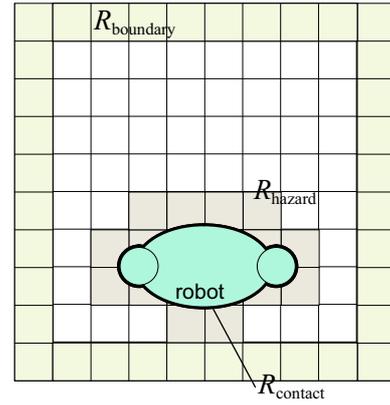


図 5 人間存在位置推定確率分布

われる。格子を $[i_1, i_2]$ と表し、そこに人間が存在する確率を $p_h(i_1, i_2)$ と表す。

推定は以下の二つの処理によって更新する。

時間発展 人間がランダムに移動するという仮定のもと、時間発展とともに人間の存在確率推定値を変化させる。存在確率の経時変化は、視野外からの流入を含め、以下のように表せる。

$$p_{h,t+1}(i_1, i_2) = \sum_{(j_1, j_2) \in R_{\text{all}}} P_{(j_1, j_2)}^{(i_1, i_2)} p_{h,t}(j_1, j_2) + \sum_{(j_1, j_2) \in R_{\text{ext}}} P_{(j_1, j_2)}^{(i_1, i_2)} p_{h,t}(j_1, j_2) \quad (3..1)$$

ここで、 $P_{(j_1, j_2)}^{(i_1, i_2)}$ は格子 $[j_1, j_2]$ にいた人間が次の時間ステップに $[i_1, i_2]$ に移動する確率であり、

$$\sum_{i_1, i_2} P_{(j_1, j_2)}^{(i_1, i_2)} = 1, \quad \forall (j_1, j_2) \quad (3..2)$$

を満たす。また、 R_{ext} は視野外すなわち R_{all} の外側に仮定する仮想的な格子である。この仮想的な格子には一定の低い確率で人が存在すると仮定し、 p に一定値を設定する。

観測更新 画像処理および音源定位の観測分布に基づき、観測信号が得られる毎に p の更新を行う。

3.4 各タスクの定義

図 6 に本研究で例題として扱うタスクを示す。並列実行されるタスクは安全確保タスク、運搬タスク、対話タスクの 3 種類である。

安全確保タスク 人間がロボット周囲にいるかどうかを監視し、位置を把握する。ロボットに十分近い範囲内に人間が存在すると判断される場合は、衝突回避や警告の発話などの行動をとる。存在確率に関しては二種類の閾値 $0 < p_{th1} < p_{th2} < 1$ を設定し、

$$\text{human exists at } [i_1, i_2] \quad \text{when } p_h(i_1, i_2) > p_{th2}$$

$$\text{human does not exist at } [i_1, i_2] \quad \text{when } p_h(i_1, i_2) < p_{th1}$$

のように判断する。2 つの閾値の間の値をとる格子が存在する場合、その格子については人間の存在は未確認であると判断される。このような格子が存在するような状態をタスク中で「未確認状態」と定義し、首振り行動をとることで存在確率の推定

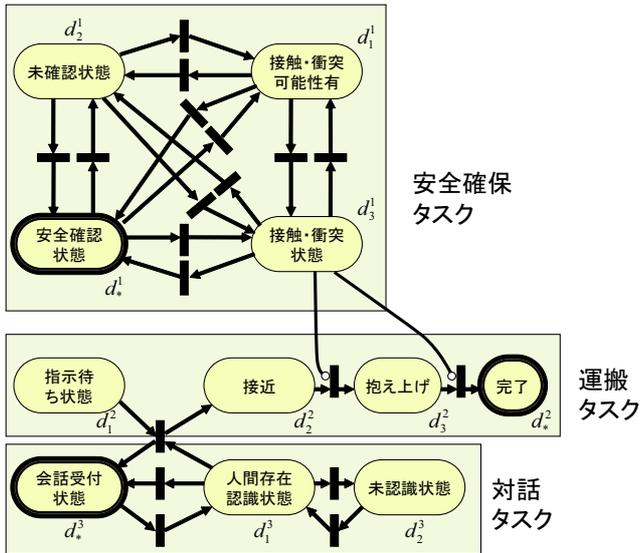


図 6 Petri net によるタスク表現

を行う。また、格子はロボット近傍、ロボット直近とそれ以外に分類され、安全性の判断に利用する。安全確保タスクにおいて定義される place は以下の通りである。

- 安全確認 place：ロボット近傍の格子における p_h が全て p_{th1} 以下の場合。このタスクにおける目標 place である。
- 接触・衝突可能性有 place：ロボット近傍において $p_h(i_1, i_2) > p_{th2}$ となる格子が存在する場合。
- 未確認 place：ロボット近傍において $p_{th1} < p_h(i_1, i_2) < p_{th2}$ となる格子が存在する場合。
- 接触・衝突 place：ロボット直近において $p_h(i_1, i_2) > p_{th2}$ となる格子が存在する場合。

運搬タスク 対象物の場所まで移動し、対象物を抱え上げる。対話タスクによる命令認識をトリガーとして移動を開始する。移動中などに安全確保タスクにより接触可能性ありと判断されている場合は移動に制約を加える。抱え上げ作業中は両腕を抱え上げに用いるため、対話タスクにおけるジェスチャ動作との競合の回避が必要とされる。運搬タスクにおいて定義される place は以下の通りである。

- 指示待ち place：指示者から命令を受けていない場合。対話タスクにおいて得た指示内容が対象物運搬であれば、接近 place に遷移する。
- 接近 place：対象物に向かって移動する行動をとっている間。接近行動が完了したと判断されたときに抱え上げ place に遷移する。
- 抱え上げ place：対象物の抱え上げ行動をとっている間。抱え上げ行動が完了したと判断されたときに完了 place に遷移する。
- 完了 place：運搬タスクの目標 place である。

対話タスク 人間の方向を向き、会話を行う。運搬に関する命令を受けた場合は、運搬タスクを開始する。人間からの発話を受け付けていない間は存在を認識している人間の方向に首を向けることで発話を促す。会話受付状態への遷移は人間の発話に依存するが、ロボットの頭部が人間の方向を向いている時間

に依存して人間の発話確率が変動する仮定 [13] を用いて状態遷移確率を定義する。対話タスクにおいて定義される place は以下の通りである。

- 人間存在認識 place：人間位置の格子状推定モデルにおける存在確率が $p_h(i_1, i_2)$ が p_{th2} となる格子が存在する場合。マイクから音声が入力されると判断された場合に会話受付 place に遷移する。
- 会話受付 place：音声認識結果をもとに生成された発話の終了を条件として人間存在認識 place に遷移する。音声認識結果が運搬タスク開始という内容であれば、運搬タスクの指示待ち place から接近 place への遷移も伴う。対話タスクの目標 place である。
- 未認識 place：上記二つの place に分類されない場合。

上記のタスクにおける place 間の遷移確率および遷移所要時間期待値を計算することで、2. で述べた最適化問題への帰着を図る。次節では、これらの遷移確率のうち、対話タスクにおける人の対話行動のモデル化と遷移確率について述べる。

3.5 人の対話行動のモデル化と遷移確率

本研究では、人間の発話が確率的に行われるという仮定にもとづき、人間の発話確率モデルを用いた遷移所要時間の見積りを行う。ロボットは周期的な首振り運動を行っているとし、その運動周期を運動制御パラメータの関数として $T_0(\theta)$ とする。運動中にロボット頭部が人間 k の方向を向いている時間の割合を以下のように定義し、停留率とよぶ。

$$\xi_i(\theta) = \frac{\tau_{(i_1, i_2)}(\theta)}{T_0(\theta)}, \quad \text{human } k \text{ exists in grid } [i_1, i_2] \quad (3.3)$$

ここで $\tau_{(i_1, i_2)}(\theta)$ は、一周期中頭部が格子 $[i_1, i_2]$ を視野に収めている時間を表す。人間は、ロボットがどの程度自分の顔を注視しているかに依存して発話するかどうかを判断していると考えられる。すなわち、この停留率の関数として人間の発話確率が決まると仮定する。この発話確率を $p_{\text{speech}}(\xi_i(\theta))$ と表し、図 7 のように停留率が 1 に近いほど確率が 1 に近づき、0 に近いほど低くなるような関数を導入する。この定義により、対話タスクにおける place 遷移の確率はこの発話確率に等しく、

$$p(d_1^3, d_*^3, a_1^3(\lambda, \theta)) = p_{\text{speech}}(\xi_i(\theta)) \quad (3.4)$$

となる。また、遷移時間の期待値は、安全確保タスクの場合と同様に首振り運動の一周期とし、

$$r(d_1^3, d_*^3, a_1^3(\lambda, \theta)) = T_0(\theta) \quad (3.5)$$

となる。

4. 存在確率分布推定実験

図 8 に指示者の存在確率分布の推定実験の様子を示す。図中左側はロボット周辺の平面を格子状に区切った $p_h(i_1, i_2)$ の値を濃淡値で表したものである。格子中丸印はロボット位置を表す。格子のサイズは 16×16 で、一つの格子は $0.3[\text{m}]$ 四方である。右上部は図 6 に示したペトリネットによる状態表現にお

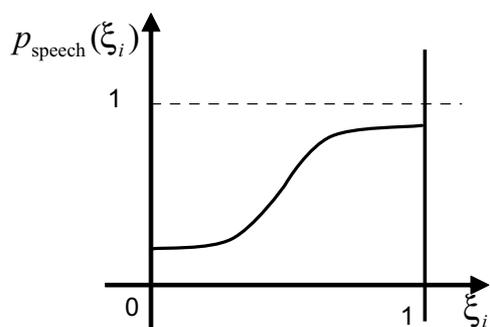


図 7 発話確率をモデル化する関数 p_{speech}

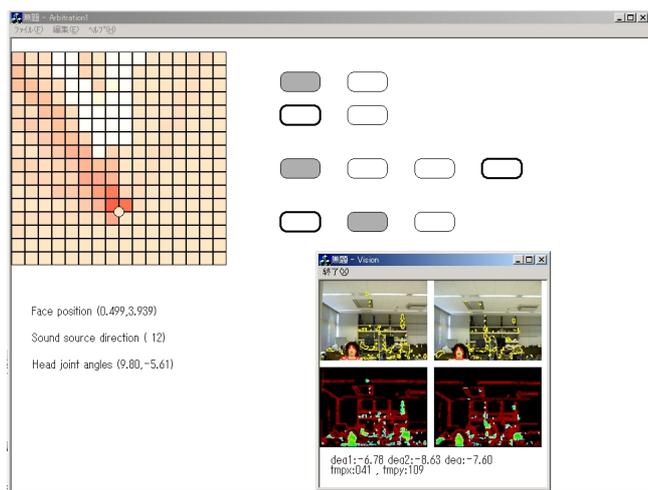


図 8 音源定位・画像処理情報を統合した存在確率の推定

ける token の存在する place を色つきで表している．右下は左右両カメラから得た画像であり，画像処理の結果，カメラ視野内左下に顔が抽出されている．この顔の情報により格子状の確率のうちロボット左前方にわずかに色が濃くなっていることがわかる．顔の後ろ側は遮蔽により情報が得られないため，初期値の確率のままになっている．顔より手前の視野内の領域では人間が存在しないと認識されているため淡く（確率が低く）なっている．また，カメラ視野外から指示者が手をたたくことで音源定位情報が得られ，ロボットからみて左側の領域の存在確率推定値が高くなっている．

5. おわりに

本研究では，人間の動き回る不確実な環境での安全確保，対話，対象の運搬といった複数のタスクの並列実行を求められるロボットの認識・行動制御の設計方法を提案した．ペトリネットを用いた並列タスクの記述に基づいて状態遷移モデルを構築し，タスクを全体として最短時間制御問題に帰着させることを提案した．また，認識処理の計算量調停や複数の行動の間の干渉回避などを統一的な枠組みのもとで表現できることを示した．また，ロボットが人間の顔を注視しているほど発話確率が高くなるというモデル化にもとづき，人との対話タスクにおける状態遷移確率を推定する方法を提案した．このようなアプローチにより，「周囲を見回して安全確保をしながら目前にいる人間との対話を行う」という例に代表されるような不確定要素の多い

人と接するタスクの中で，複数の認識・行動を体系的に設計できるようになることが期待される．

今後は，RI-MAN を用いた実機実験を通じて状態遷移確率や遷移時間の定量的評価や人間の行動監視や安全確保タスクの検証を行う．

文 献

- [1] Rodney A. Brooks, A Robust Layered Control System for a Mobile Robot, IEEE Journal of Robotics and Automation, RA-2, pp. 253-262, 1986.
- [2] E. Alami, R. Chatila, S. Fleury, M. Ghallab, F. Ingrand, An Architecture for Autonomy, International Journal of Robotics Research, 1998.
- [3] C. Breazeal, Designing Sociable Robots, MIT Press, 2002.
- [4] R.C. Luo, *et al.*: “Multisensor fusion and integration: approaches, applications, and future research directions,” IEEE Sensors Journal, 2, 2, 2002.
- [5] Peter J. Haas, Stochastic Petri Nets, Springer Series in Operations Research, 2002.
- [6] Richard S. Sutton and Andrew G. Barto, “Reinforcement Learning,” MIT Press, 1998.
- [7] Alberto Elfes, Using Occupancy Grids for Mobile Robot Perception and Navigation, Computer, 22, 6, 46-57, 1989.
- [8] S. Thrun, Learning Occupancy Grid Maps With Forward Sensor Models Proc. of the Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2002.
- [9] 中島弘道，大西 昇，向井 利春: “スペクトルの特徴マップを用いた上下方向音源定位学習システム,” 電気情報通信学会論文誌 D-II, J87, 11, pp.2034-2044, 2004.
- [10] R.C. Luo, *et al.*: “Multisensor fusion and integration: approaches, applications, and future research directions,” IEEE Sensors Journal, 2, 2, 2002.
- [11] 原田史子，潮俊光，中本幸一: “QoS レベル公平化に基づくリアルタイムシステムの QoS 適応制御,” 電子情報通信学会論文誌 D-I, J87, 3, pp. 364-371, 2004.
- [12] 小田島 正，大西 正輝，田原 健二，向井 利春，平野 慎也，羅志偉，“人間と接するロボット RI-MAN の開発,” 第 16 回インテリジェント・システム・シンポジウム講演論文集, pp.71-74, 2006 .
- [13] 小林 祐一，大西 正輝，中島 弘道，羅 志偉，細江 繁幸，“人と接するロボットのためのソフトウェアアーキテクチャ”, 第 6 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 講演論文集, pp.215-216, (2005).